TUMJ مجله دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی تهران، شهریور ۱۳۹۸، دوره ۷۷، شماره ٦، صفحه‌های ۳۵۹ تا ۳٦۷ مقاله اصیل

مقایسه پیش‌بینی ابتلا به دیابت بارداری با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم

منصور رضایی[۱]
نگین فخری[۲*]
فاطمه رجعتی[۳]
سوده شهسواری[٤]

۱- گروه آمار زیستی، مرکز تحقیقات توسعه اجتماعی و ارتقاء سلامت، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.
۲- گروه آمار زیستی، کمیته تحقیقات دانشجویی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.
۳- مرکز تحقیقات عوامل محیطی موثر بر سلامت، پژوهشکده سلامت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.
٤- گروه فناوری اطلاعات سلامت، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران.

[*] نویسنده مسئول: کرمانشاه، خیابان شهید باهنر، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، دانشکده بهداشت، کمیته تحقیقات دانشجویی.
تلفن: ۳۸۲٦۲۰۰۵ -۰۸۳
E-mail: n.fakhri94@yahoo.com

چکیده

دریافت: ۱۳۹۷/۱۱/۱۵ ویرایش: ۱۳۹۷/۱۱/۲۲ پذیرش: ۱۳۹۸/۰٦/۲۳ آنلاین: ۱۳۹۸/۰٦/۳۱

زمینه و هدف: دیابت بارداری از شایعترین اختلالات متابولیک بارداری است که با عوارض خطرناکی همراه است. در صورت تشخیص زودرس آن می‌توان از برخی عوارض مادری و جنینی جلوگیری کرد. هدف این پژوهش پیش‌بینی زودرس دیابت بارداری توسط مدل‌های آماری شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم و نیز مقایسه این مدل‌ها در تشخیص دیابت بارداری بود.

روش بررسی: در این مطالعه مدلسازی، از پرونده‌های زنان باردار در مراکز بهداشتی شهر کرمانشاه (۱۳۹۱-۱۳۸۹)، ٤۰۰ پرونده که بدون داده‌های گمشده بود بررسی شد. داده‌های دموگرافیک، رتبه بارداری، دیابت، پارامترهای باروری و نتایج آزمایشات از پرونده آنان گردآوری شد. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون و درخت تصمیم به داده‌ها برازش داده شد و عملکرد آن‌ها با هم مقایسه گردید. براساس معیارهای صحت، حساسیت، ویژگی و سطح زیر منحنی راک (Receiver operating characteristic, ROC)، مدل برتر معرفی شد.

یافته‌ها: پس از برازش مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم، مقادیر معیارها محاسبه شد. مقدار تمام معیارها در شبکه عصبی بیشتر از درخت تصمیم بود. به‌ترتیب برای مدل‌های یادشده، صحت برابر ۰/۸۳ و ۰/۷۷، حساسیت ۰/٦۲ و ۰/۵٦، ویژگی ۰/۹۵ و ۰/۸۷ بود. سطح زیر منحنی راک مدل شبکه عصبی به‌طور معناداری بیشتر از درخت تصمیم بود (۰/۷۹، ۰/۷٤ و P=۰/۰۳).

نتیجه‌گیری: در پیش‌بینی دیابت بارداری، مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای صحت، حساسیت، ویژگی و سطح زیر منحنی راک بالاتری نسبت به درخت تصمیم بود. می‌توان نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون دارای پیش‌بینی‌های صحیح‌تر و نزدیک‌تر به واقعیت نسبت به درخت تصمیم است.

کلمات کلیدی: دیابت بارداری، شبکه عصبی مصنوعی، درخت تصمیم، صحت، حساسیت.

مقدمه

دیابت بارداری که برای نخستین بار در دوران بارداری تشخیص داده می‌شود،[۱] شایعترین اختلال متابولیک دوران بارداری است که با عوارض خطرناکی برای مادر و جنین همراه است.[۲] فراوانی دیابت بارداری در نقاط مختلف دنیا بین ۱٤-۱٪ گزارش شده است.[۳] شیوع دیابت بارداری در ایالت متحده آمریکا ۳-۱٪، در کشورهای آسیایی به‌طور متوسط ۱۰/۹٪، اروپا ۵/۲٪ و در ایران در مجموع ٤/۹٪ برآورد شده است.[٤،۵] از جنبه‌های مختلف، دیابت بارداری می‌تواند برای مادر و جنین زیان‌آور باشد. از جمله عوارض مادری آن می‌توان به افزایش خطر پره‌اکلامپسی، صدمات زایمانی ناشی از ماکروزومی جنین، پلی‌هیدرآمنیوس و شیوع بیشتر عفونت‌های باکتریایی و قارچی اشاره

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

کرد. همچنین نفروپاتی و رتینوپاتی دیابتی نیز ممکن است همراه با بارداری پیشرفت کند.[۶] مطالعات نشان داده است، در جوامعی که دیابت نوع ۲ شیوع بیشتری دارد، دیابت بارداری نیز شایع است، اما خطر و زمان شروع این بیماری به‌طورکامل متغیر می‌باشد.[۷و۸] از جمله عوارض جنینی دیابت بارداری، ماکروزومی جنین، هیپوگلیسمی، هیپوکلسمی، هیپربیلی‌روبینمی و افزایش موارد مرگ‌ومیر پری‌ناتال است. براساس مطالعات متعدد و شواهد موجود، کنترل قندخون مادر مبتلا می‌تواند خطر ایجاد عوارض فوق را به میزان زیادی کاهش دهد. عوارضی مانند مرگ داخل رحمی، هیپوگلسیمی و هیپربیلی‌روبینمی نوزادی قابل کنترل می‌باشند و عوارضی مانند ماکروزومی، دیستوشی شانه و همچنین زایمان سزارین ۵۰٪ کاهش می‌یابد.[۶]

با توجه به شیوع بالای دیابت بارداری و اهمیت تشخیص به موقع آن برای پیشگیری از عوارض در مادر و جنین، توسعه معیارهای تشخیصی دیابت بارداری که توانایی کشف بارداری‌های پرخطر ناشی از قندخون بالای مادر را داشته باشند، بسیار اهمیت دارد.[۹] هدف از انجام این مطالعه پیش‌بینی ابتلا به دیابت بارداری با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم و نیز مقایسه عملکرد مدل‌های یادشده در تشخیص زودرس دیابت بارداری بود.

روش بررسی

این پژوهش، یک مطالعه مدل‌سازی بود و جامعه مورد بررسی، تمام مادران باردار مراجعه‌کننده به مراکز بهداشتی درمانی شهرستان کرمانشاه بین سال‌های ۱۳۹۱-۱۳۸۹ بودند که جهت دریافت مراقبت‌های دوران بارداری پرونده پزشکی تشکیل دادند. تمام ۷۱۹ پرونده‌ی موجود در این سه سال بررسی شد و متغیرهای مورد نظر از پرونده‌ها استخراج گردید. متغیرهای سن و تحصیلات مادر و پدر، رتبه بارداری مادر، فاصله از بارداری پیشین مادر، دیابت مادر در اولین مراجعه، میزان هموگلوبین، هماتوکریت، قندخون ناشتا و پلاکت خون مادر در هفته ۱۰-۶ بارداری، RH خون و گروه خونی مادر، ابتلای مادر به سیفلیس و عفونت ادرار، میزان کراتینین و اوره مادر، یک‌قلو یا چندقلویی جنین، شاخص توده بدنی در ابتدای بارداری، فشارخون سیستولیک و دیاستولیک مادر در ماه اول بارداری به‌عنوان متغیرهای پیشگو وارد مدل شدند. همچنین ابتلای مادر به دیابت بارداری در ماه هشتم بارداری به‌عنوان متغیر پاسخ در نظر گرفته شد. در این مطالعه معیار تشخیصی برای دیابت بارداری، تست قندخون ناشتا بزرگتر یا مساوی ۹۲ در هفته ۳۰-۲۶ بارداری بود. در این مطالعه، پژوهشگران محرمانه ماندن داده‌ها افراد را مدنظر گرفتند.

پس از ورود داده‌ها به رایانه، افرادی که دارای اطلاعات گمشده بودند از مطالعه حذف شدند. مدل‌سازی با استفاده از اطلاعات ۴۰۰ خانم باردار انجام شد. در مسایل مدل‌سازی نیاز است که حداقل حجم نمونه در بازه $5\ m < n < 15\ m$ قرار داشته باشد که در این رابطه m تعداد متغیرهای مورد بررسی و n حجم نمونه مورد نیاز جهت مدل‌سازی می‌باشد. مجموع تعداد متغیرها ۲۲ متغیر شامل ۲۱ متغیر پیشگو و ۱ متغیر پاسخ (دو حالتی) بود، بنابراین باید حداقل حجم نمونه مورد نیاز در بازه $110 < n < 330$ قرار گیرد. در مجموعه‌ی داده‌های این مطالعه، اطلاعات مربوط به ۴۰۰ نفر مورد استفاده قرار گرفت، بنابراین حداقل حجم لازم را برآورده می‌کند. جهت تجزیه و تحلیل داده‌ها ابتدا با استفاده از Student's t-test برای متغیرهای کمی و Chi-square test برای متغیرهای کیفی، متغیرهایی که در دو گروه (افراد مبتلا و غیرمبتلا) تفاوت معنادار داشتند شناسایی شدند. افزون‌برآن، متغیرهایی که در مطالعات گذشته جزء متغیرهای مهم ابتلا به دیابت بارداری معرفی شده و در مجموعه داده‌های حاضر وجود داشتند مشخص گردیدند و مجموعه این متغیرها به‌علاوه متغیرهای معنادار، به‌عنوان متغیرهای منتخب در این مطالعه تعیین شدند. جهت مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم با الگوریتم CART، یک بار فقط با متغیرهای منتخب مدل‌ها برازش شدند و یک بار تمام ۲۱ متغیر پیشگو وارد مدل شده و به مدل‌ها اجازه داده شد تا خودشان متغیرها را انتخاب کرده و مدل‌سازی را انجام دهند. در هر دو مدل مجموعه داده‌ها با نسبت ۷۰ به ۳۰ به دو مجموعه‌ی آموزش و آزمایش تقسیم شد و پس از آموزش مدل با مجموعه داده‌های آموزش، عملکرد مدل‌ها از نظر شاخص‌های صحت، حساسیت و ویژگی بر روی مجموعه داده‌های آزمایش مورد سنجش قرار گرفت. سپس دو مدل از نظر سطح زیر منحنی راک (Receiver operating characteristic, ROC) توسط آزمون DeLong بر روی کل مجموعه داده‌ها با هم مقایسه شدند. تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از R statistical software, version 3.3.3 (Vienna, Austria,

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

SPSS software, version 25 (IBM و https://www.r-project.org) SPSS, Armonk, NY, USA) انجام گرفت.

مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) یک سیستم پردازش است که در آن از سیستم‌های عصبی بیولوژیک مانند مغز الهام گرفته است. عضو کلیدی این ساختار جدید، سیستم پردازنده داده‌ها است. شبکه عصبی مصنوعی برای تشخیص، طبقه‌بندی و پیش‌بینی در مجموعه داده‌های بزرگ که در آن‌ها روابط کمابیش به شکل غیرخطی هستند مورد استفاده قرار می‌گیرد.[۱۰] شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون نوعی از شبکه عصبی است که بر مبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون ساخته می‌شود. پرسپترون برداری از ورودی‌ها با مقادیر حقیقی را گرفته و یک ترکیب خطی از این ورودی‌ها را محاسبه می‌کند. اگر مقدار حاصل از یک مقدار آستانه بیشتر بود خروجی پرسپترون برابر با ۱ و در غیر این صورت ۱- خواهد بود. فرآیند یادگیری در این شبکه‌ها از طریق الگوریتم‌های یادگیری خاصی صورت می‌گیرد که با تنظیم وزن‌های موجود در ارتباطات بین نورون‌ها، اقدام به آموزش شبکه می‌کنند. شبکه عصبی به‌طور معمول دارای سه لایه ورودی، میانی (مخفی)، و خروجی است که در آن هر لایه ورودی به یک یا تعداد بیشتری لایه میانی مرتبط است و لایه میانی نیز به لایه خروجی مرتبط است. نورون‌ها به هم اتصالاتی دارند و هر اتصال وزنی دارد که بیانگر میزان تاثیر نورون بر نورون دیگر است. شبکه عصبی مصنوعی مورد نظر ما پرسپترون چند لایه (MLP) است که در مقایسه با روش‌های دیگر بهتر عمل می‌کند.[۱۱] خروجی تمامی واحدهای پردازش از هر لایه به‌عنوان ورودی به واحدهای پردازش لایه بعدی داده می‌شوند. واحدهای پردازش در لایه ورودی همگی خطی هستند ولی در لایه‌های مخفی و به‌ویژه لایه خروجی از نورون‌های غیرخطی با تابع تانژانت هیپربولیک و یا سیگموید و یا هر تابع غیرخطی پیوسته و مشتق‌پذیر دیگری می‌توان استفاده کرد. یادگیری در شبکه‌های عصبی پرسپترون به شکل با نظارت است. در یادگیری با ناظر مجموعه‌ای از زوج داده‌ها به نام نمونه‌های آموزشی به‌صورت زیر داده می‌شود و خروجی پرسپترون توسط رابطه زیر مشخص می‌شود:

$$O(x_1, x_2, \dots, x_n) = \begin{matrix} 1 & if(\sum w_i x_i > 0) \\ -1 & if(\sum w_i x_i <= 0) \end{matrix}$$

یادگیری پرسپترون عبارت است از پیدا کردن مقادیر درستی برای وزن‌های اتصالات بین نورون‌ها. ابتدا مقادیری تصادفی به وزن‌ها نسبت داده شده و سپس پرسپترون به تک‌تک نمونه‌های آموزشی اعمال می‌شود. اگر مثال غلط ارزیابی گردد، مقادیر وزن‌های پرسپترون تصحیح می‌شوند. این فرآیند تا زمانی که شبکه تمام مثال‌های آموزشی را درست ارزیابی کند ادامه می‌یابد.

مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART یکی از قوی‌ترین الگوریتم‌های داده‌کاوی است که برای کاوش داده‌ها و کشف دانش کاربرد دارد. در درخت تصمیم، سوالاتی در مورد متغیرهای پیشگو پرسیده می‌شود که نمونه آموزشی را به قسمت‌های کوچکتری تقسیم می‌کند. الگوریتم CART یکی از الگوریتم‌های درخت تصمیم است که کمابیش از معیار ضریب جینی برای تقسیم داده‌ها به قسمت‌های مختلف استفاده می‌کند. در الگوریتم CART فقط سوالاتی پرسیده می‌شود که دارای جواب دو حالتی است. همچنین در این الگوریتم، ساختار درخت، نسبت به تغییرات یکنواخت متغیرهای مستقل، تغییر نمی‌کند.[۱۲] در الگوریتم CART دو مرحله رشد درخت (Maximum tree) و هرس کردن درخت (Pruning tree) را داریم. در مرحله رشد درخت، با شروع از گره ریشه، الگوریتم CART تمام متغیرها و تمام مقادیر ممکن متغیرها برای تقسیم شدن را چک می‌کند تا بهترین تقسیم در گره انجام شود. در انتخاب بهترین تقسیم کننده، به‌دنبال ماکزیمم کردن میانگین خلوص دو گره فرزند هستیم.[۱۳] در این الگوریتم برای یافتن هر متغیری که باید تقسیم شود و نیز برای یافتن بهترین نقطه تقسیم در هر متغیر، کمابیش از شاخص جینی (Gini index) استفاده می‌شود. برای یافتن متغیری که باید تقسیم روی آن انجام شود، به ازای مجموعه داده‌های D که به دو مجموعه D_1 و D_2 تقسیم شود برای متغیر A، داریم:[۱۴]

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^{c} p_i^2$$

$$Gini_A(D) = \frac{|D_1|}{|D|} \times Gini(D_1) + \frac{|D_2|}{|D|} \times Gini(D_2)$$

برای هر یک از متغیرها، پس از محاسبه Gini index برای همه حالات، مقدار حداقل انتخاب شده و آن متغیر برای گره‌ی جاری در نظر گرفته می‌شود. برای یافتن بهترین نقطه تقسیم در متغیری که باید تقسیم شود، از تابع ناخالصی i(t) استفاده می‌کنیم:

$$i(t) = \sum_{K=1} p(K|t)p(L|t)$$

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

در هر گره، الگوریتم CART بهترین نقطه تقسیم برای متغیر X_j یعنی X_j^R را به‌صورت زیر به گونه‌ای پیدا می‌کند که بیشترین همگنی را در گره‌های فرزند چپ و راست داشته باشیم.

$$\underset{X_j \le X_j^R}{\operatorname{argmax}} \; [i(t_p) - P_l i(t_l) - P_r i(t_r)]$$

در مرحله هرس کردن درخت، روش معمول هرس کردن بر اساس بهینه کردن تابعی از پیچیدگی درخت و خطای دسته‌بندی اشتباه است.[۱۵و۱۶]

تابع هزینه–پیچیدگی به‌صورت زیر است:

$$R_\alpha(T) = R(T) + \alpha(T)$$

که در آن R(T) نرخ خطای دسته‌بندی اشتباه درخت T است. α(T) اندازه پیچیدگی T است (مجموع کل گره‌های پایانی درخت). بهترین درخت هرس شده درختی است که کمترین مقدار $R_\alpha(T)$ را داشته باشد.

یافته‌ها

میانگین سنی کل افراد شرکت داده شده در مدل‌سازی ۶/۰۳±۲۸/۲۵ سال بود. ۳٪ افراد (۱۲ نفر) دو یا چندقلو باردار بودند. ۳۶٪ این خانم‌ها (۱۴۴ نفر) اولین بارداری خود را تجربه می‌کردند. ۳٪ این نمونه (۱۲ نفر) در ابتدای بارداری مبتلا به دیابت بودند. در نمونه مورد بررسی ۳۲٪ افراد (۱۲۸ نفر) مبتلا و ۶۸/۲٪ افراد (۲۷۲ نفر) غیرمبتلا به دیابت بارداری بودند. Student's t-test متغیرهای کمی که در دو گروه (افراد مبتلا و غیرمبتلا) تفاوت معنادار داشتند را مشخص کرد (جدول ۱). Chi-square test نشان داد هیچکدام از متغیرهای کیفی در دو گروه تفاوت معناداری ندارند.

باتوجه به این که متغیرهای سن، فاصله از بارداری پیشین و هموگلوبین بالا در مطالعات گذشته جزو متغیرهای مهم ابتلا به دیابت بارداری معرفی شده‌اند،[۱۷و۱۸] بنابراین مجموعه این متغیرها به‌علاوه متغیرهای معنادار جدول ۱، به‌عنوان متغیرهای منتخب در این مطالعه تعیین شدند. مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم در دو حالت (با متغیرهای منتخب و با کل متغیرها) انجام شد.

در برازش مدل‌های درخت تصمیم با الگوریتم CART، در هر دو حالت با توجه به تابع ناخالصی و شاخص Gini، درخت با عمق ۴ ساخته شد و متغیر قندخون ناشتای هفته ۱۰–۶ بارداری در گره ریشه و متغیر شاخص توده بدنی در گره بعدی قرار گرفت (شکل‌های ۱ و ۲). مهمترین عوامل خطر دیابت بارداری در مدل درخت با همه متغیرها، قندخون ناشتا، شاخص توده بدنی و هماتوکریت مادر در هفته ۱۰–۶ بارداری و سن مادر بوده و در مدل درخت با متغیرهای منتخب، قندخون ناشتا و شاخص توده بدنی مادر در هفته ۱۰–۶ بارداری و سن مادر بود.

در برازش مدل شبکه عصبی با تمام متغیرها، مدل شبکه عصبی با یک لایه پنهان و ۶ گره در لایه پنهان ساخته شد. تابع فعال‌سازی در لایه پنهان تابع تانژانت هایپربولیک و در لایه خروجی تابع Softmax بود. در این مدل کمتر بودن مقدار مجموع مربعات خطا در مجموعه آزمایشی نسبت به مجموعه آموزشی (۶۳/۴ به ۹۷/۳) و همچنین نزدیک بودن مقدار خطای نسبی در هر دو مجموعه (۰/۷ به ۰/۶) نشان‌دهنده برازش مناسب است. در حالت دوم که شبکه عصبی تنها با متغیرهای منتخب برازش شد، مدل با یک لایه پنهان و ۵ گره در لایه پنهان بدست آمد. تابع فعال‌سازی در لایه پنهان تابع تانژانت هایپربولیک و در لایه خروجی تابع Softmax بود. در این حالت نیز مقدار مجموع مربعات خطا مجموعه آزمایشی از مجموعه آموزشی کمتر بوده (۶۲/۲۳ به ۹۱/۰۲) و خطای نسبی در دو مجموعه به هم نزدیک بود (۰/۷ به ۰/۶) که بازهم نشان دهنده‌ی خوب بودن برازش مدل است. آنالیز حساسیت نشان داد که در مدل شبکه عصبی با همه متغیرها، قندخون ناشتا، شاخص توده بدنی، هموگلوبین و کراتینین مادر در هفته ۱۰–۶ بارداری و ابتلا به دیابت در ابتدای بارداری به ترتیب مهمترین عوامل خطر دیابت بارداری بودند. همچنین در مدل شبکه عصبی با متغیرهای منتخب، قندخون ناشتا، شاخص توده بدنی، هماتوکریت و هموگلوبین در هفته ۱۰–۶ بارداری و فشارخون سیستولیک ماه اول بارداری به‌عنوان مهمترین عوامل خطر دیابت بارداری مشخص شدند.

جهت مقایسه عملکرد مدل‌ها، شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل‌ها بر روی مجموعه داده‌های آزمایشی محاسبه شد (جدول ۲).

آزمون DeLong برای مقایسه سطوح زیر منحنی راک نشان داد سطوح زیر منحنی راک در دو مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART بر روی داده‌های مجموعه آزمایش تفاوت معناداری با هم ندارند (P=۰/۴۷). همچنین این آزمون تفاوت معنادار سطوح زیر منحنی راک دو مدل شبکه عصبی را نیز بر روی داده‌های مجموعه

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

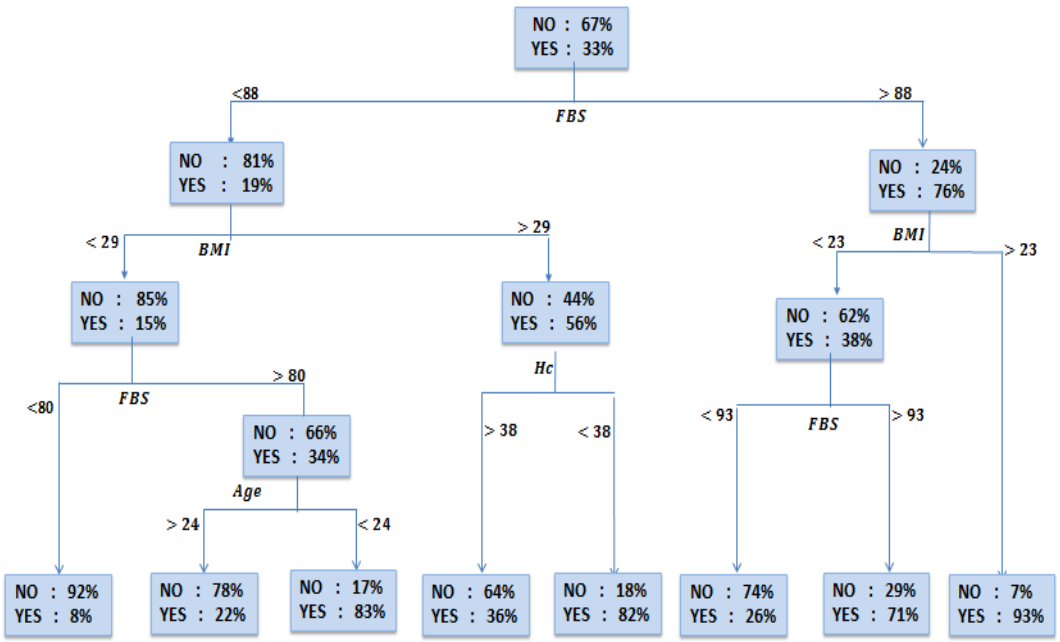
جدول ۱: مقایسه میانگین (میانگین± انحراف‌معیار) متغیرهای کمی پیشگو در دو گروه مبتلا و غیرمبتلا

متغیرها	مبتلا	غیرمبتلا	آماره آزمون	P*
هماتوکریت هفته ۱۰-٦ بارداری (درصد)	٤٠/٣٦±٢٧/٤	٣٧/٢٨±٣/٠	-٢/٠٣	٠/٠٤٣
قندخون ناشتا هفته ۱۰-٦ بارداری (mg/dl)	٨٨/٦١±٩/٤	٧٦/٥٨±٨/٦	-١٣/٩٩	<٠/٠٠١
فشارخون سیستول ماه اول بارداری (mmHg)	١٠٣/٤٦±٩/٦	١٠١/٠٩±١٢/٩	-٢/٠٤	٠/٠٠٦
فشارخون دیاستول ماه اول بارداری (mmHg)	٦٤/٩٩±٧/٥	٦٢/٩٩±٧/٥	-٢/٧٥	٠/٠٠٦
شاخص توده بدنی اولین مراجعه (kg/m^2)	٢٦/٦٦±٤/٩	٢٣/٦٣±٣/٢	-٨/١١	<٠/٠٠١

* آزمون مورد استفاده: Independent sample t-test، P<٠/٠٥ معنادار در نظر گرفته شد.

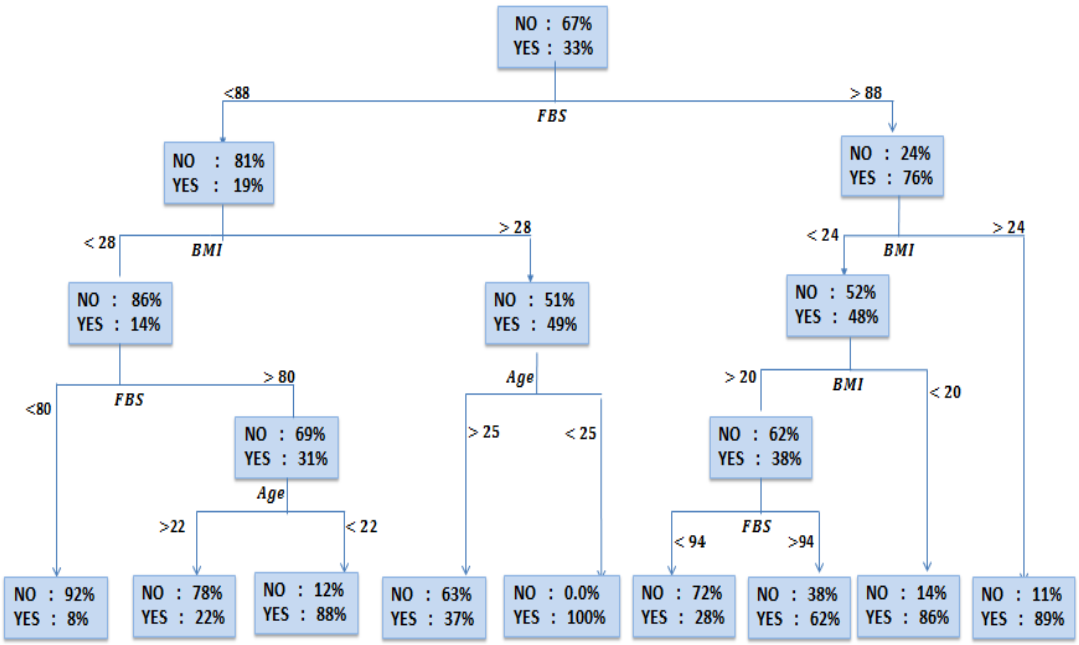
جدول ۲: میزان صحت، حساسیت، ویژگی مربوط به ٤ مدل برازش شده

مدل مورد استفاده	صحت(درصد)	حساسیت(درصد)	ویژگی(درصد)
درخت تصمیم با تمام متغیرها	٪٧۶	٪۵۵	٪٨۶
شبکه عصبی مصنوعی با تمام متغیرها	٪٨٣	٪۶۵	٪٩۴
درخت تصمیم با متغیرهای منتخب	٪٧٧	٪۵۶	٪٨٧
شبکه عصبی مصنوعی با متغیرهای منتخب	٪٨٣	٪۶٢	٪٩۵

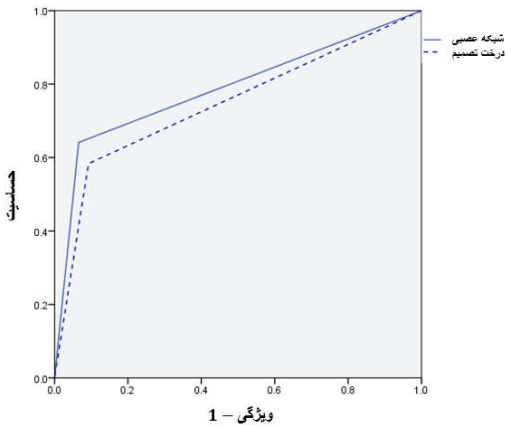


شکل ۱: مدل درخت تصمیم در حالت ورود تمام متغیرها

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]



شکل ۲: مدل درخت تصمیم در حالت ورود تنها متغیرهای منتخب



نمودار ۱: منحنی راک مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم

جدول ۳: مقایسه سطح زیر منحنی راک مدل‌های شبکه عصبی و درخت تصمیم

مشخصات منحنی راک	درخت تصمیم	شبکه عصبی مصنوعی
سطح زیر منحنی راک	٪۷٤	٪۷۹
فاصله اطمینان	(۰/٦۹–۰/۸۰)	(۰/۷٤–۰/۸٤)
مقدار آماره آزمون	Z=۲/۲۰۵	
P	۰/۰۳*	

* آزمون مورد استفاده: DeLong، P<۰/۰۵ معنادار در نظر گرفته شد.

آزمایش رد کرد (P=۰/۸٤). به هرحال با وجود معنادار نبودن تفاوت دو مدل درخت و معنادار نبودن تفاوت دو مدل شبکه عصبی، از بین دو مدل درخت، به‌دلیل اینکه در مدل درخت با متغیرهای منخب، شاخص‌ها کمی بهتر هستند، این مدل انتخاب شد تا با مدل شبکه عصبی با متغیرهای منتخب مقایسه شود. برای مقایسه‌ی بین مدل‌های درخت و شبکه عصبی، پیش‌بینی ابتلا به دیابت بارداری برای تمام افراد نمونه با هر دو مدل محاسبه شد و منحنی‌های راک دو مدل به‌دست آمد (نمودار ۱). سپس سطح زیر منحنی راک مدل‌ها مورد مقایسه قرار گرفت و مشخص شد که سطح زیر منحنی راک مدل

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

شبکه عصبی مصنوعی به‌طور معناداری بیشتر از مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART است (جدول ۳).

بحث

با توجه به شیوع بالای دیابت بارداری، دسترسی به روش‌هایی که بتوانند این بیماری را در ماه‌های اولیه بارداری پیش‌بینی کنند مورد توجه است. در مطالعه حاضر دو مدل از مدل‌های هوش مصنوعی جهت پیش‌بینی دیابت بارداری استفاده شده و عملکرد مدل‌ها مورد مقایسه قرار گرفت. به‌طور کلی شاخص‌های ارزیابی عملکرد در مدل شبکه عصبی مصنوعی بهتر از مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART بود. در مورد سطوح زیر منحنی راک، بین دو مدل درخت تصمیم و بین دو مدل شبکه عصبی مصنوعی تفاوت معناداری وجود نداشت اما در مقایسه‌ی مدل‌های درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی مشخص شد که سطح زیر منحنی راک در مدل شبکه عصبی به‌طور معناداری بیشتر از این مقدار در درخت تصمیم است. در متون گذشته مطالعه‌ای انجام نشده که جهت پیش‌بینی ابتلا به دیابت بارداری از مدل‌های آماری مورد استفاده در مطالعه حاضر استفاده کرده باشند، اما مطالعاتی بر روی بیماری‌های مختلف انجام شده‌اند که مدل‌های آماری را جهت پیش‌بینی بیماری‌ها به‌کار برده باشند. در مطالعه Kurt و همکاران روی ۱۲۴۵ نفر جهت پیش‌بینی ابتلا به بیماری‌های قلبی-عروقی انجام شد، سطح زیر منحنی راک مدل‌های رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، شبکه عصبی مصنوعی و پرسپترون و شبکه عصبی مصنوعی با توابع پایه شعاعی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان داد که درخت تصمیم سطح زیر منحنی راک کمتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی داشت که این نتیجه با نتیجه‌ی مطالعه حاضر همخوانی دارد.[11] همچنین یافته‌های مطالعه حاضر نشان داد که صحت، حساسیت و ویژگی مدل شبکه عصبی نسبت به درخت تصمیم بیشتر است که این نتیجه با نتایج مطالعات مختلفی همسو می‌باشد از جمله مطالعه Mirzaei و همکار که بر روی داده‌های مربوط به ۴۲۳ بیمار پیوند کلیه انجام شد و یافته‌ها نشان داد که صحت مدل شبکه عصبی (۹۴٪) از صحت مدل درخت تصمیم (۹۲٪) بیشتر است و نیز مطالعه Maroco و همکاران که به مقایسه صحت، حساسیت و ویژگی روش‌های مختلف داده‌کاوی در پیش‌بینی دمانس پرداختند و نتایج مطالعه آنان بیانگر بالاتر بودن صحت و ویژگی مدل شبکه عصبی نسبت به مدل درخت تصمیم بود که نتایج مطالعات یادشده، یافته‌های مطالعه‌ی حاضر مبنی بر بالاتر بودن صحت و ویژگی مدل شبکه عصبی نسبت به مدل درخت تصمیم را تایید می‌کنند.[19و20]

یافته‌های مطالعه حاضر نشان‌دهنده‌ی عملکرد بهتر مدل شبکه عصبی نسبت به مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART بود اما نتیجه‌ی مطالعه‌ی Safdari و همکاران تحت عنوان مقایسه عملکرد درخت تصمیم‌گیری و شبکه عصبی در پیشگویی ابتلا به آنفارکتوس قلبی که بر روی ۳۵۰ رکورد از بین پرونده بیماران انجام شد، به مقایسه چهار الگوریتم مختلف درخت تصمیم (CHAID، QUEST، RT&C و C5) و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. یافته‌های این مطالعه بیانگر این بود که عملکرد مدل درخت تصمیم C5 از بقیه مدل‌ها (از جمله شبکه عصبی) بهتر بود که مخالف نتیجه‌ی مطالعه‌ی حاضر است و ممکن است این تفاوت به این دلیل باشد که در مطالعه‌ی Safdari، مدل شبکه عصبی مصنوعی با مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت، مقایسه نشده است.[21] همچنین در مقاله‌ای تحت عنوان تکنیک‌های مختلف داده‌کاوی در تشخیص دیابت شیرین، صحت پیش‌بینی مدل‌های درخت تصمیم و شبکه عصبی به‌ترتیب برابر ۸۶ و ۷۴٪ محاسبه شد که بالاتر بودن صحت مدل درخت تصمیم نسبت به شبکه عصبی در مطالعه یادشده، مخالف نتایج مطالعه‌ی ما می‌باشد و این اختلاف ممکن است به این دلیل باشد که عملکرد این الگوریتم‌ها به‌عوامل متعددی از جمله گسترده بودن پایگاه داده‌ها، کم بودن تعداد داده‌های گمشده، وجود متغیرهای مناسب در مجموعه داده‌ها و دسترسی به داده‌های صحیح و درست بستگی دارد.[19و22]

در مطالعه حاضر عملکرد دو مدل آماری در پیش‌بینی ابتلا به دیابت بارداری مقایسه شد. با توجه به این که مطالعات گذشته در زمینه دیابت بارداری که مدل‌های آماری را مقایسه کرده باشند بسیار اندک است از این‌رو پیشنهاد می‌شود مدل‌های آماری دیگری همچون جنگل‌های تصادفی و ماشین‌بردار پشتیبان نیز جهت مدل‌سازی ابتلا به دیابت بارداری به کار گرفته شوند. در مطالعه حاضر در پیش‌بینی و رده‌بندی ابتلا و عدم ابتلا به دیابت بارداری، با توجه به اینکه معیارهای مقایسه مدل‌ها در مدل شبکه عصبی مصنوعی بهتر بود،

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

می‌توان نتیجه گرفت که این مدل دارای عملکرد بهتری نسبت به مدل درخت تصمیم با الگوریتم CART است.

سپاسگزاری: این مطالعه از پایان‌نامه دانشجوی کارشناسی ارشد آمار زیستی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه ۱۳۹۷ استخراج شده است. این مقاله حاصل بخشی از طرح تحقیقاتی با عنوان "بررسی مقایسه‌ای مدل‌های رگرسیون لجستیک، تحلیل ممیزی، الگوریتم CART و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دیابت بارداری" مصوب دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه در سال ۱۳۹۷ با کد ۹۷۱۹۸ می‌باشد که با حمایت دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی کرمانشاه اجرا شده است.

References

1. Bellamy L, Casas JP, Hingorani AD, Williams D. Type 2 diabetes mellitus after gestational diabetes: a systematic review and meta-analysis. *Lancet* 2009;373(9677):1773-9.
2. Jiménez-Moleón JJ, Bueno-Cavanillas A, Luna-Del-Castillo JD, Garciá-Martín M, Lardelli-Claret P, Gálvez-Vargas R. Prevalence of gestational diabetes mellitus: variations related to screening strategy used. *Eur J Endocrinol* 2002;146(6):831-7.
3. Patil S, Pandey PD, Patange R. Gestational diabetes mellitus diagnosed with 2hr 75g-oral glucose tolerance test (DIPSI) and its adverse perinatal outcome. *Int J Recent Trends Sci Technol* 2014;1(10):323-30.
4. Engelgau MM, Herman WH, Smith PJ, German RR, Aubert RE. The epidemiology of diabetes and pregnancy in the U.S., 1988. *Diabetes Care* 1995;18(7):1029-33.
5. Sayehmiri F, Bakhtiyari S, Darvishi P, Sayehmiri K. Prevalence of gestational diabetes mellitus in Iran: a systematic review and meta-analysis study. *Iran J Obstet Gynecol Infertil* 2013;15(40):16-23.
6. Manshori A, Rezaeian M, Bagheri H, Aminzadeh F, Goujani R. Assessment of the appropriate cut-off point in glucose challenge test based on the risk of gestational diabetes in pregnant women. *Iran J Obstet Gynecol Infertil* 2015;18(152):1-8.
7. American Diabetes Association. Gestational diabetes mellitus. *Diabetes Care* 2002;25(Suppl 1):S94-6.
8. Kim C, Newton KM, Knopp RH. Gestational diabetes and the incidence of type 2 diabetes: a systematic review. *Diabetes Care* 2002;25(10):1862-8.
9. Metzger BE, Coustan DR. Summary and recommendations of the Fourth International Workshop-Conference on Gestational Diabetes Mellitus. The Organizing Committee. *Diabetes Care* 1998;21 Suppl 2:B161-7.
10. Hagan MT, Demuth HB, Beale M. Neural Network Design. Boston, MA: PWS Publishing; 1996.
11. Kurt I, Ture M, Kurum AT. Comparing performances of logistic regression, classification and regression tree, and neural networks for predicting coronary artery disease. *Expert Syst Appl* 2008;34(1):366-74.
12. Steinberg D, Colla P. CART: classification and regression trees. In: Wu X, Kumar V, editors. The Top Ten Algorithms in Data Mining. Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC; 2009. P.179.
13. Timofeev R. Classification and regression trees (CART) theory and applications. Berlin: Humboldt University; 2004.
14. Shafer J, Agrawal R, Mehta M. SPRINT: A scalable parallel classifier for data mining. In: Proceedings of the 22nd International Conference on Very Large Databases (VLDB '96); 1996.
15. Hosseini SM, Tazhibi M, Amini M, Zaree A, Hashemi HJ. Using classification tree for prediction of diabetic retinopathy on type II diabetes. *J Isfahan Med Sch* 2010;28(104):15-24.
16. Harper PR. A review and comparison of classification algorithms for medical decision making. *Health Policy* 2005;71(3):315-31.
17. Gharloghi S, Heidarpour S, Rezaei M. The relationship between hemoglobin concentration in the first trimester of pregnancy and gestational diabetes mellitus. In: 7th Congress of Reproductive Health and Infertility Research Center. Tehran: Shahid Beheshti University of Medical Sciences; 2014. [Persian]
18. Rahimi M, Dinari Z, Najafi F. Prevalence of gestational diabetes and its risk factors in Kermanshah 2009. *Behbood* 2010;14(3):244-50.
19. Mirzaei M, Firooz Abadi M. The impact of data mining on prediction of renal transplantation survival and identifying the effective factors on the transplanted kidney. *J Health Biomed Inform* 2016;3(1):1-9.
20. Maroco J, Silva D, Rodrigues A, Guerreiro M, Santana I, de Mendonça A. Data mining methods in the prediction of Dementia: A real-data comparison of the accuracy, sensitivity and specificity of linear discriminant analysis, logistic regression, neural networks, support vector machines, classification trees and random forests. *BMC Res Notes* 2011;4:299.
21. Safdari R, Saeedi MG, Gharooni M, Nasiri M, Argi G. Comparison of tree decision making and neural network in predicting cardiac infarction. *J Paramed Sci Rehabil* 2014;3(2):26-35. [Persian]
22. Devi MR, Shyla JM. Analysis of various data mining techniques to predict diabetes mellitus. *Int J Appl Eng Res* 2016;11(1):727-30.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]

TUMJ Tehran University Medical Journal, September 2019; Vol. 77, No. 6: 359-367 Original Article

Comparison of gestational diabetes prediction with artificial neural network and decision tree models

Mansour Rezaei Ph.D.[1]
Negin Fakhri M.Sc. of Biostatistics Student[2*]
Fateme Rajati Ph.D.[3]
Soodeh Shahsavari Ph.D.[4]

1- Department of Biostatistics, Social Development and Health Promotion Research Center, School of Public Health, Kermanshah University of Medical Sciences, Kermanshah, Iran.
2- Department of Biostatistics, Student's Research Committee, School of Public Health, Kermanshah University of Medical Sciences, Kermanshah, Iran.
3- Research Center for Environmental Determinants of Health, Health Institute, Kermanshah University of Medical Sciences, Kermanshah, Iran.
4- Department of Health Information Technology, Faculty of Para Medicine, Kermanshah University of Medical Sciences, Kermanshah, Iran.

[*]Corresponding author: Student Research Committee, School of Public Health, Kermanshah University of Medical Sciences, Shahid Bahonar St., Kermanshah, Iran.
Tel: +98- 83- 38262005
E-mail: n.fakhri94@yahoo.com

Abstract

Received: 04 Feb. 2019 Revised: 11 Feb. 2019 Accepted: 14 Sep. 2019 Available online: 22 Sep. 2019

Background: Gestational diabetes mellitus (GDM) is one of the most common metabolic disorders in pregnancy, which is associated with serious complications. In the event of early diagnosis of this disease, some of the maternal and fetal complications can be prevented. The aim of this study was to early predict gestational diabetes mellitus by two statistical models including artificial neural network (ANN) and decision tree and also comparing these models in the diagnosis of GDM.

Methods: In this modeling study, among the cases of pregnant women who were monitored by health care centers of Kermanshah City, Iran, from 2010 to 2012, four hundred cases were selected, therefore the information in these cases was analyzed in this study. Demographic information, mother's maternal pregnancy rating, having diabetes at the beginning of pregnancy, fertility parameters and biochemical test results of mothers was collected from their records. Perceptron ANN and decision tree with CART algorithm models were fitted to the data and those performances were compared. According to the accuracy, sensitivity, specificity criteria and surface under the receiver operating characteristic (ROC) curve (AUC), the superior model was introduced.

Results: Following the fitting of an artificial neural network and decision tree models to data set, the following results were obtained. The accuracy, sensitivity, specificity and area under the ROC curve were calculated for both models. All of these values were more in the neural network model than the decision tree model. The accuracy criterion for these models was 0.83, 0.77, the sensitivity 0.62, 0.56 and specificity 0.95, 0.87, respectively. The surface under the ROC curve in ANN model was significantly higher than decision tree (0.79, 0.74, P=0.03).

Conclusion: In predicting and categorizing the presence and absence of gestational diabetes mellitus, the artificial neural network model had a higher accuracy, sensitivity, specificity, and surface under the receiver operating characteristic curve than the decision tree model. It can be concluded that the perceptron artificial neural network model has better predictions and closer to reality than the decision tree model.

Keywords: gestational diabetes mellitus, artificial neural network, decision tree, accuracy, sensitivity.

[Downloaded from tumj.tums.ac.ir on 2024-09-19]